

基于最大加权投影求解的彩色图像灰度化对比度保留算法

卢红阳¹ 刘且根¹ 熊娇娇¹ 王玉峰¹ 邓晓华¹

摘要 针对目前彩色图像灰度化难以充分保留原彩色图像对比度的问题, 本文提出了基于最大加权投影求解的彩色图像灰度化模型及算法. 首先, 在好的彩色图像灰度化算法应使灰度化图像具有最大对比度的假设下, 本模型提出最大加权投影的目标优化函数, 并且将原始彩色图像梯度权重引入到最大化函数中, 使得原彩色图像中对比度较小的区域也能够灰度化后的图像中得到保持. 每个彩色通道梯度的高斯加权系数反映灰度化图像的对比度和原彩色图像的颜色顺序. 其次, 对所提模型使用参数离散搜索策略求解, 通过对线性离散参数模型产生的候选图像进行搜索, 由于只有几个算术运算, 计算速度较快. 最后, 为评价所提出算法在复杂场景下图像灰度化对比度保持性能, 本文对 Cadik、CSDD 和 COLOR250 数据集分别进行灰度化实验. 定性和定量实验结果表明, 所提算法相比于其他算法能较好地保留原彩色图像颜色对比度, 同时具有对噪声鲁棒和运算速度快的优势.

关键词 彩色图像灰度化, 最大加权投影, 对比度保留, 线性参数模型, 离散搜索

引用格式 卢红阳, 刘且根, 熊娇娇, 王玉峰, 邓晓华. 基于最大加权投影求解的彩色图像灰度化对比度保留算法. 自动化学报, 2017, 43(5): 843–854

DOI 10.16383/j.aas.2017.c160077

Maximum Weighted Projection Solver for Contrast Preserving Decolorization

LU Hong-Yang¹ LIU Qie-Gen¹ XIONG Jiao-Jiao¹ WANG Yu-Hao¹ DENG Xiao-Hua¹

Abstract This paper presents a color-to-gray conversion model for faithfully preserving the contrast details of the original color image. First, on the basic assumption that a good gray conversion should make the conveyed gradient values to be maximal, we present a maximum weighted projection function to model the decolorization procedure, incorporating weights of the original gradients into the maximization problem. The Gaussian weighted factor consisting of the gradients of individual channels of the input color image is employed to better reflect the degree of preserving feature discriminability and color ordering. Second, a discrete searching solver is proposed by determining the solution with the loss function value from the linear parametric model-induced candidate images. The non-iterative solver has advantages in simplicity and speed with only several simple arithmetic operations, leading to real-time computational speed. Finally, extensive experimental evaluations on the existing datasets show that the proposed method outperforms the state-of-the-art methods quantitatively and qualitatively.

Key words Color-to-gray conversion, maximum weighted projection, contrast preserving, linear parametric model, discrete searching

Citation Lu Hong-Yang, Liu Qie-Gen, Xiong Jiao-Jiao, Wang Yu-Hao, Deng Xiao-Hua. Maximum weighted projection solver for contrast preserving decolorization. *Acta Automatica Sinica*, 2017, 43(5): 843–854

在图像处理和现代科技应用中, 伴随着数字图像处理技术的逐渐进步, 彩色图像灰度化技术越来越受到重视. 首先在一些图像处理和模式识别等技术系统的预处理阶段, 例如人脸识别、运动目标跟踪等, 为了减少输入图像的信息量或者是减少后续的运算量, 都需要将彩色图像灰度化, 这样不仅能够增加后续算法的处理速度, 还能够大大提高系统综合

应用实效. 另外, 因为打印成本的原因, 很多课本报刊及论文等资料仍然将彩色图像转换成灰度图像打印出来. 最后灰度图像在艺术美学方面也有广泛应用, 如中国水墨画渲染等. 因此, 研究图像灰度化技术具有重要意义.

上述应用需求推动着各种彩色图像灰度化方法的发展. 彩色图像的灰度化过程可以看成是一个将彩色图像从三维颜色矢量空间变换到一维灰度标量空间的降维过程. 在这种空间转换过程中, 不可避免的会有许多彩色图像的颜色信息因空间转换而丢失. 各种算法试图利用有限范围的灰度值呈现输入彩色图像的对比度和颜色顺序等细节. 因此, 为得到比较好的彩色图像灰度化效果, 应该考虑在映射彩色图像亮度信息的基础上, 尽量多地向灰度图像映射原

收稿日期 2016-01-22 录用日期 2016-04-28
Manuscript received January 22, 2016; accepted April 28, 2016
国家自然科学基金 (61362001) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61362001)
本文责任编辑 吴建鑫
Recommended by Associate Editor WU Jian-Xin
1. 南昌大学信息工程学院 南昌 330031
1. School of Information Engineering, Nanchang University, Nanchang 330031

彩色图像的颜色对比信息。

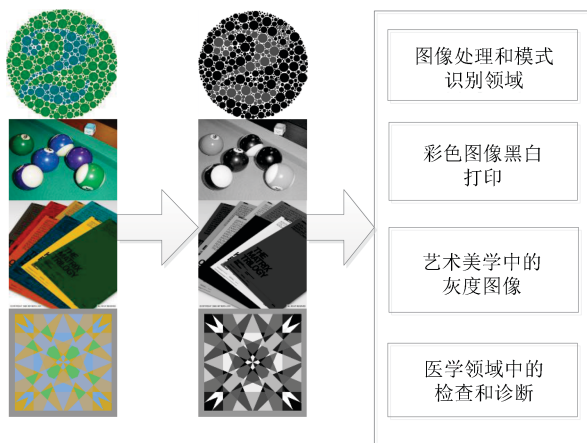


图1 彩色图像灰度化的应用示意图

Fig. 1 Application diagram of color-to-gray conversion

若原输入图像是 RGB 格式, 常用的彩色图像灰度化的方法是以固定权重线性地对 RGB 通道求和 (即 Matlab 中的 `rgb2gray` 函数). 然而, 对于一些有不平衡颜色值区域的彩色图像, 仅使用高亮度通道图像不能如实地表示它们的结构和对比度. 近几年, 有关认知驱动灰度化的理论和算法取得显著性进展, 从而产生了大量新方法. 这些灰度化算法整体上主要分为两大类: 局部映射算法和全局映射算法. 在局部算法映射中, 多维度色彩到单维度灰度映射的像素值取决于颜色的局部空间分布. 局部映射类算法运算量小、计算简单、算法处理速度很快, 基于这些优点, 局部映射类的算法对于大部分的彩色图像都具有比较好的处理效果. Bala 等^[1]提出了一种将高频色度分量加入亮度分量的空间域方法, 在色度分量进行高通滤波, 并将滤波器输出量与亮度相关的项加权, 将结果加入到亮度分量. Neumann 等^[2]通过将彩色空间中的色彩和亮度对比度作为梯度对比度从而得到灰度图. Smith 等^[3]将图像分解成几段频率成分, 并用色度分量调整组合权重. 这些局部映射算法具有有效地保护局部色差的特点, 但往往只是将一部分彩色图像信息通过空间映射的方法映射到灰度图像, 并没有比较好地平衡原彩色图像中的亮度值信息和色度值信息, 导致灰度图像只能体现原彩色图像的部分对比信息.

在全局的映射方法中, 输入图像的所有像素采用相同的灰度值化映射, 其主要分为基于变换的降维类和像素点颜色对比的方法. 对于变换的降维类的方法, 以主成分分析 (Principle component analysis, PCA) 变换降维为主要代表. 对于像素点颜色对比的方法, 这一类算法的思想是在构造从彩色图像到灰度图像的映射函数时, 综合利用彩色图

像像素点的亮度值信息和颜色对比度信息, 并尽量多地向灰度图像映射原彩色图像相邻区域的不同颜色对比信息, 从而增加灰度图像的对比度. 对此 Gooch 等^[4]提出一种基于彩色图像相邻像素点间颜色差值的灰度化算法, 首先, 通过求解彩色图像相邻像素点之间的颜色差值和亮度差值; 然后, 通过得到的颜色信息和亮度信息构造灰度级目标函数; 最后, 通过构造和求解优化方程得到灰度图像. Rasche 等^[5]直接对不同的颜色对集进行约束, 并且通过建立二次多项式求解出灰度图像. Kim 等^[6]分别从参数化和扩充梯度点集的角度对 Gooch 的工作进行了扩展. 在国内, 上海交通大学的 Du 等基于显著性引导的图像灰度化算法, 他们使用区域显著性保持作为优化目标并将灰度图像参数化为依赖局部特征和不依赖局部特征两步部分的权重和进行优化求解来实现^[7]. 浙江大学的宋明黎等主要侧重于在图像灰度化过程中对空域中各种视觉效果特征的保持进行建模, 在建立优化模型后采用参数优化的方式进行求解^[8-10]. 全局映射算法缺点是将彩色图像信息映射到灰度图像后, 可能会出现原彩色图像中不同区域相同的颜色信息映射为相同的灰度值的情况, 还可能会出现彩色图像中不同区域不同颜色信息映射为同一灰度值的情况^[11-12].

现有的方法普遍存在计算成本高和对原图像对比度小的区域不能很好保持的缺点. 为了克服这些缺陷, 研究人员重新考虑简单和传统的 `rgb2gray` 模型. 具体地讲, 它假定输出的灰度图像是彩色图像中 RGB 通道的线性组合, 即分别代表 RGB 颜色通道分量. 例如在经典 Matlab 的 `rgb2gray` 函数, 所有图像的权重都是固定的. 最近, 一些研究人员通过引入一些度量对离散的候选灰度图像集合进行比较, 自适应地选择通道权重. Lu 等提出基于梯度误差最小化的 CP (Contrast preserving)^[13] 及 RTCP (Real-time contrast preserving) 模型^[14] 算法, 其中 RTCP 算法^[14] 使用 66 个候选值离散化线性参数模型的解空间, 然后基于能量值选取其中最小梯度误差的候选值作为最优解. 用双峰分布函数自动选择合适的符号来保持图像的部分局部对比度信息, 但是这种方法依然会损失很多明显的局部对比度信息^[15]. Song 等^[16]探讨现存方法的鲁棒性, 研究利用联合双边滤波来保持离散候选图像集合中灰度图像的多尺度对比度. 为了得到比较好的彩色图像灰度化效果, 须考虑在映射彩色图像亮度信息的基础上, 尽量多地向灰度图像映射原彩色图像的颜色对比信息. Liu 等^[17]通过深入分析目前最为普遍的以梯度差值拟合作为准则所衍生的算法, 发现彩色图像灰度化效果依赖于图像的梯度模值, 因此提出梯

度相关性相似测度模型, 并从线性参数模型中得到离散候选图像, 将求得最大梯度相关值的那个灰度图像作为最后结果. 上述方法都向着更少的时间和更好的对比度保留发展, 特别是原彩色图像局部梯度的保留. 本文针对目前算法计算成本高和难以保留对比度小的区域信息的特点, 提出可以使得对原图像对比度小的区域也能很好保持的最大加权函数模型. 另外, 本文使用参数离散搜索策略求解, 算法计算速度较快.

局部保留投影 (Locality preserving projections, LPP) 近年来在人脸识别领域应用广泛^[18-21]. LPP 原理是将原高维的样本特征空间投影到低维特征空间, 并且降维后的特征向量能保持原高维数据空间的局部特性^[22-24]. 本文借鉴这一思想, 将其用在彩色图像灰度化的降维过程, 使灰度化后的图像能最大程度的保留原彩色图像的局部特征及颜色对比度. 本文提出了基于最大加权投影求解的彩色图像灰度化模型及算法. 在好的彩色图像灰度化算法能最大地保留图像的梯度变化的假设下, 将原始图像梯度权重引入到最大化函数中, 使得原彩色图像中对比度较小的区域也能够灰度化后图像中得到保持. 并且对输入彩色图像的每个彩色通道梯度用高斯加权系数来表示, 使得变换后灰度图像可保留原彩色图像的对比度和颜色顺序. 对于计算机视觉领域, 保留灰度化后的图像的对比度比颜色顺序对人眼感知效果上更重要; 另一方面保留颜色顺序在对感知信息细节要求比较高的地方也能增加图像对比度. 在图像灰度化模型中, 如何快速地进行求解通道权重参数是一个重要问题. 目前一些灰度化算法利用现有的优化技术, 使算法尽可能快地收敛, 并且尽量少地依赖于参数. 因此, 本文模型利用参数化离散搜索策略求解, 对线性参数模型产生的候选图像进行离散搜索. 该非迭代算法由于只有几步简单的算术运算, 没有参数优化, 使实时运算成为可能.

1 彩色图像灰度化理论

本节回顾目前常采用梯度信息进行彩色图像灰度化的方法. 为了保留彩色图像灰度化转换的特征显著性, 常见策略是最小化输入的彩色图像和灰度图像的像素差. 假设输入的彩色图像是 RGB 格式, $\delta_{x,y}$ ($|\delta_{x,y}| = \sqrt{\sum_{c=\{r,g,b\}} (I_{c,x} - I_{c,y})^2}$) 为具有符号值的一对彩色像素的色彩对比度, 用 g 表示灰度化后的图像, $g_x - g_y$ 表示像素 g_x 和 g_y 的灰度差值, 比较经典的 L_2 范数能量函数定义如下:

$$\min_g \sum_{(x,y) \in P} (g_x - g_y - \delta_{x,y})^2 \quad (1)$$

灰度化后的图像 g 可以是参数形式或者无参数形式, P 表示包含局部和非局部的像素对集.

Lu 等^[13] 提出了由两个高斯函数组成的双模式对比度保留模型, 其目标函数如下:

$$\min_g - \sum_{(x,y) \in P} \ln \{ \alpha_{x,y} N_\sigma(g_x - g_y + \delta_{x,y}) + (1 - \alpha_{x,y}) N_\sigma(g_x - g_y - \delta_{x,y}) \} \quad (2)$$

其中, $N_\sigma(\cdot)$ 表示高斯分布, $\alpha_{x,y}$ 表示弱彩色排序参数. 上式通过双高斯模型构建像素对之间的误差能量函数来保持原始图像的对比度信息. Lu 等^[15] 提出由有限多变量多项式函数构成的映射函数 g , 即令 $g = \sum_{m_l \in Z} w_l m_l$, 并使用二阶多变量多项式函数集 $Z = \{r, g, b, rg, rb, gb, r^2, g^2, b^2\}$. 因 $g_x - g_y = \sum_{m_l \in Z} w_l (m_{lx} - m_{ly})$ 得到如下的参数优化模型:

$$\min_{w_l} - \sum_{(x,y) \in P} \ln \left\{ \alpha_{x,y} N_\sigma \left(\sum_{m_l \in Z} w_l (m_{lx} - m_{ly}) + \delta_{x,y} \right) + (1 - \alpha_{x,y}) N_\sigma \left(\sum_{m_l \in Z} w_l (m_{lx} - m_{ly}) - \delta_{x,y} \right) \right\} \quad (3)$$

由于映射函数是由权重 $\{w_l\}$ 唯一确定, 因此寻找灰度图像函数 g 变成了最小化目标函数 (3) 关于未知权重 $\{w_l\}$ 的优化问题. 式 (2) 和 (3) 本质上是考虑相邻像素对之间的差异. 这种方法虽然能够整体上较好地保持原始图像的全局对比度信息的局部, 但彩色图像灰度化效果依赖于图像的梯度模值, 会导致局部色彩对比度信息损失.

鉴于实时性的考虑, Lu 等^[4] 进一步提出了对权重 $\{w_l\}$ 进行离散搜索, 寻找最优解的策略. 即

$$\min_g - \sum_{(x,y) \in P} \ln \{ N_\sigma(g_x - g_y + \delta_{x,y}) + N_\sigma(g_x - g_y - \delta_{x,y}) \} \quad (4)$$

式 (4) 是式 (2) 的松弛形式, 从式 (4) 中可以看出, 算法最后选取梯度误差测量值最小时所对应的灰度图像. 由于认识到权重微小的变化不会使灰度图像改变太多, 他们使用离散搜索策略近似求式 (4) 的最小解. 通过缩减求解空间, 并在由 66 个候选集组成的离散范围内搜索可能的最优解. 该策略很大程度上减少候选值集合并且节约算法的运行时间.

2 最大加权投影求解算法

2.1 局部保留投影模型 (LPP)

He 等^[25] 提出了局部保持投影算法, 算法的主要思想为: 通过降维使原始空间中相互离得近的点

在低维空间中仍然保持较近的距离, 以此保留原始数据的局部结构. LPP 算法是一种能将高维数据投影到低维空间上的非线性降维方法, 能使降维后的数据较好地保持数据原有的流型结构. 该算法假设每一个数据点与它的邻近数据点位于流型的一个线性或者近似线性的区域内, 再将高维数据的全局非线性转换为局部线性, 而相互重叠的局部邻域便能提供全局结构信息. 其具体算法如下:

假设高维空间 R^n 中存在数据点集 $X = (x_1, x_2, \dots, x_m), x_i \in R^n (i = 1, 2, \dots, m)$, 在低维空间 $R^l (l \ll n)$ 中寻找一组对应点 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)$, 使得 y_i 在某种意义上可以很好地表示 $x_i (i = 1, 2, \dots, m)$. LPP 目的在于通过一个转换矩阵 $W = [w_1, w_2, \dots, w_d] \in R^{D \times d}$, 把高维空间样本 R^n 中的样本数据集 X 映射到低维空间 R^l 中, 以实现从高维彩色图像三个通道数据的降维, 得到一维的灰度图像数据空间.

$$Y = W^T X \in R^d \quad (5)$$

高维数据 x_i 经过投影后得到低维空间中对应的点 y_i . LPP 中, 相似度权重矩阵 $S_{i,j}$ 表示两个样本点 x_i 和 x_j 的局部结构相似度, 采用 K 邻近法来定义:

$$S_{ij} = \begin{cases} \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{t}\right), & \text{若 } x_j \in N_k(x_i) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中, x_i 在 x_j 的 K 邻近邻域中, 或者 x_j 在 x_i 的 K 邻近邻域中, 式中 t 是一个大于 0 的常量, 作为一个经验值. 因此, LPP 的目标函数为

$$F_{LPP} = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \|y_i - y_j\|^2 s_{ij} = \sum_{i=1}^N \sum_{x_j \in N_K(x_i)} \|W^T x_i - W^T x_j\|^2 s_{ij} = \sum_{i=1}^N \sum_{x_j \in N_K(x_i)} \|W^T x_i - W^T x_j\|^2 \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{t}\right) \quad (7)$$

其中, x_i 和 x_j 是接近的, 最小化 F_{LPP} 是为了保证 y_i 和 y_j 也是接近的, 相似度系数矩阵 $S_{i,j}$ 值的范围是 $S_{i,j} \in [0, 1]$. 如果 $S_{i,j}$ 趋近于 1, 则表示 x_i 和 x_j 是接近的; 如果 $S_{i,j}$ 趋近于 0, 则表示 x_i 和 x_j 是相对远离的.

2.2 最大加权投影彩色图像灰度化模型 (MWPDe)

本文借鉴局部保留投影算法思想进行彩色图像灰度化, 像素点 x 和 y 的灰度值表示为 g_x 和 g_y , 其由相应的彩色像素点 I_x, I_y 经过转换矩阵 W 后得到

转换后灰度图像的像素点 $g_x = W^T I_x, g_y = W^T I_y$. 灰度图像梯度为 $\nabla g = g_x - g_y = W^T I_x - W^T I_y$. 对于彩色图像 (RGB 格式), 每个通道的梯度图像表示为 $\delta_{xy_{c=\{r,g,b\}}} = I_{c,x} - I_{c,y}$. 受局部保留投影算法思想的启发, 本文计算任意像素点的相似性, 最后彩色图像三个通道总的相似性为

$$S_{x,y} = \sum_{c=\{r,g,b\}} \exp\left(\frac{-\|I_{c,x} - I_{c,y}\|^2}{t}\right) \quad (8)$$

本文分别对彩色图像三个通道内任意像素求相似系数值 $\exp\left(\frac{-\|I_{c,x} - I_{c,y}\|^2}{t}\right)$, 三个通道的相似系数值之和为 $S_{x,y}$. 最大加权投影模型计算每个通道的相似度系数而不是一次性计算整个彩色图像的相似度系数, 则最大加权投影模型目标函数如下:

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{(I_x, I_y \in P)} \|g_x - g_y\|^2 S_{x,y} = \\ \max \quad & \sum_{(I_x, I_y \in P)} \|g_x - g_y\|^2 \sum_{c=\{r,g,b\}} \exp\left(\frac{-\|I_{c,x} - I_{c,y}\|^2}{t}\right) \\ \text{s. t. } \quad & g = \sum_{c=\{r,g,b\}} w_c I_c; \quad \sum_{c=\{r,g,b\}} w_c = 1 \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $g_x - g_y$ 表示灰度图像中像素值为 g_x 和 g_y 的梯度, P 表示包含局部和非局部候选集的像素对集合. $g = \sum_{c=\{r,g,b\}} w_c I_c$ 表示每个彩色通道图像乘以权重系数 w_c 后求和, 得到最后的灰度化图像 (此处约束 $\sum_{c=\{r,g,b\}} w_c = 1$).

局部保留投影算法思想和最大投影保持算法思想主要有两点区别. 首先, LPP 中样本点 x_i 在 x_j 的 K 最近邻域内则有相似度系数矩阵 S_{ij} , 其为 $\exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{t}\right)$, 而当 x_i 不在 x_j 的 K 最近邻域中时, 相似权重矩阵 S_{ij} 则为 0. 而最大投影保持算法中, 在整个通道所有像素对的相似度系数表示为 $S_{ij} = \exp\left(\frac{-\|x_i - x_j\|^2}{t}\right)$, x_i 则不一定限制在 x_j 的 K 最近邻域范围内. 其次, LPP 是最小化目标函数来保证降维后的 y_i 与 y_j 相似度最小. 然而, 最大投影保持算法则是最大化目标函数, 其目的是使原图像对比度小的区域也能很好保持. 本质思想是用每个通道的梯度 $\delta_{xy_{c=\{r,g,b\}}} = I_{c,x} - I_{c,y}$ 作为先验引导, 计算原彩色图像的相似度系数矩阵 S_{ij} , 同时相似度系数矩阵 S_{ij} 和 t 的取值也有很大相关性. 如图 2 所示指数变换图, 若 t 固定时, 相似度矩阵 $S_{x,y}$ 取决于每个通道彩色图像任意两个像素点之间梯度 $\delta_{xy_{c=\{r,g,b\}}} = I_{c,x} - I_{c,y}$. 假如彩色图像中的像素点 $I_{c,x}$ 和 $I_{c,y}$ 比较接近, δ_{xy} 值小, 则相似度系数 $S_{x,y}$ 值大, 即当 t 固定时其相似度系数 $S_{x,y}$ 趋

近于 1. 由于求解的是目标函数的最大化, 相似度系数 $S_{x,y}$ 大, 则迫使灰度图像梯度的 $\nabla g = g_x - g_y$ 的变化的动力越大, 也就是说灰度图像像素点 g_x 和 g_y 的梯度值 ∇g 变化程度相对更大. 因此, 所提算法引入的加权函数可以使得对原彩色图像对比度小的区域在灰度化后的图像中对比度大或者得到保持. 此外, 假如彩色图像中的像素点 $I_{c,x}$ 和 $I_{c,y}$ 相距比较远时, 则 δ_{xy} 值大, 当 t 固定时, 则两者之间的相似度系数 $S_{x,y}$ 趋近于 0, 由于整个目标函数最大化, 迫使 $\nabla g = g_x - g_y$ 的值变化的动力相对较小, 结果使得灰度图像像素点 g_x 和 g_y 的梯度值 ∇g 的变化程度相对较小. 可以发现, 灰度化后图像梯度值 ∇g 变化趋势和原彩色图像梯度值 δ_{xy} 的变化趋势相反, 从而使原来对比度小的像素对区域在整个目标函数中优化的比重更大, 期望达到对其更好体现的目的.

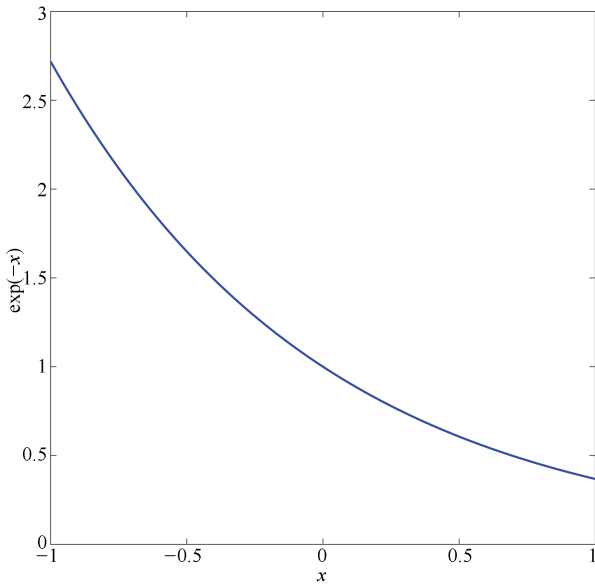


图 2 指数变换图

Fig. 2 Exponential transformation diagram

2.3 离散搜索求解

为了使算法具有更好的实时性, 和文献 [14] 类似, 本文将连续的参数优化问题转化为将用离散参数空间搜索的方式估计灰度图像. 首先, 因为系数的变化对结果的影响不是特别大, 我们将搜索空间缩小, 三个彩色通道的权重系数为 w_r, w_g, w_b , 分别在 $[0, 1]$ 的空间范围内以 0.1 的间距分成 10 等份并且约束三个颜色通道各权重和为 1, 将整个空间划分成 $J(J+1)/2 = 66$ ($J = 11$) 个搜索状态, 并在 66 候选集组成的离散范围内搜索可能的最优解. 其次, 像素对集合 P 也是影响算法有效性的关键. 本质上, P 越大算法实现的性能越好, 但相应的计算时间也增加. 考虑到自然图像固有的颜色冗余, Lu 等下采样输入的高分辨率图像, 使图像变为 64×64 大小.

在缩小后的图像中随机的采样 64^2 的像素对, 形成像素对集合 P (本文删除小于 0.07 像素值). 本文采取下采样方案提高算法运算速度. 因此本文用有限的候选集和在目标函数最大化下选取权重参数估计模型 (9). 整个算法求解如下:

最大加权投影算法 (MWPDe)

- 1) 穷举搜索离散 66 个权重候选集;
- 2) 当 $j = 1$ 到 66 时, 进行以下循环;
- 3) 搜索权重 w 计算式 (9);
- 4) 结束.

为了定量衡量灰度化算法的对比度保留效果, 使用彩色对比度增强保持率 (Color contrast preserving ratio, CCPR) 作为评价指标^[15]. CCPR 定义如下:

$$\text{CCPR} = \frac{\#\{(x, y) | (x, y) \in \Omega, |g_x - g_y| \geq \tau\}}{\|\Omega\|} \quad (10)$$

其中, Ω 是其原始彩色图像梯度 $\delta_{x,y} \geq \tau$ 的集合. $\|\Omega\|$ 是集合 Ω 中像素对的个数. $\#\{(x, y) | (x, y) \in \Omega, |g_x - g_y| \geq \tau\}$ 表示集合 Ω 中经过灰度化后仍然保留差异的像素对个数. 从式 (10) 可以看出, CCPR 值在 0 到 1 之间, 其值越接近 1, 说明灰度化效果越好.

3 实验结果

目前彩色图像灰度化主要有三个测试图像集. 第一个为经典的 Cadik 图像集, 该图像集含有各种不同的图像特征和图案, 包含 24 幅测试图像. 第二个是 Du 等整理收集复杂场景的 CSDD 图像集, 由 22 幅颜色分布较复杂的图像组成. 最后一个是 Lu 等提出的 COLOR250 测试图像集, 包括从 Berkeley 图像分割 BSDS 测试库和显著性 SD 测试库中选出的 200 幅自然图像以及在文档打印中经常用到的 50 幅与曲线图表等有关的图像. 这三个图像集涵盖了简单仿真、自然场景等各种复杂图像. 我们采用人员参与的主观评价和定量分析的客观评价对本文算法的灰度化效果进行分析.

本节在各种合成的自然图像集中, 对所提出 MWPDe 算法与基本的 Gooch 算法^[4]; rgb2gray 算法; Lu 等提出的二阶对比度保留算法 (CP)^[13] 及实时的对比度保留算法 (RTCP)^[14] 对比. MWPDe 中参数 t 设为经验值 0.01.

3.1 基于 Cadik 数据集的对比

Cadik 数据集图像相对简单并且包含的颜色信息量少. 本节对 Cadik 数据集用 Gooch、rgb2gray、CP、RTCP 和 MWPDe 五种算

法进行测试, τ 取值范围均为从 1 到 15. 从表 1 可以看出 MWPDe 算法得到的灰度图像 CCPR 值比 rgb2gray、CP、RTCP 算法的 CCPR 值大, 并且随着 τ 的增大, MWPDe 算法得到的灰度图像 CCPR 值比比较算法的优势越来越明显. 从图 3 观察可知本文算法不仅能够很好地保留细节特征, 也能使彩色图像的特征在灰度化后的图像中仍能辨别, 仍有很好的颜色排序保留效果. CP 和 RTCP 算法灰度化后的图像颜色对比度相当, 而如图 3 (b) 和 (c) 列 Gooch 算法和 rgb2gray 算法灰度化后的图像颜色细节特征保留少, 对比度保留差. RTCP 算法尽管也是使用离散搜索求解, 但也丢失部分对比度信息. 可以对比看到本文 MWPDe 算法在颜色特征显著的地方, 对比度保留效果较好, 如图 3 中第 2、7、8 行: 第 2 行中能明显地看出天蓝色和绿色的区别; 第 7 行 MWPDe 算法相比 Gooch、rgb2gray、CP 算法能较好地保留青提上同一颜色之间的细节对比度, 而无法区分灰度化后绿色的青提和黄色的梨; 第 8 行中能保留绿色叶子和红色叶子的对比度. 这些示例说明 MWPDe 算法能较好地保留原彩色图像中对比度小区域的对比度.

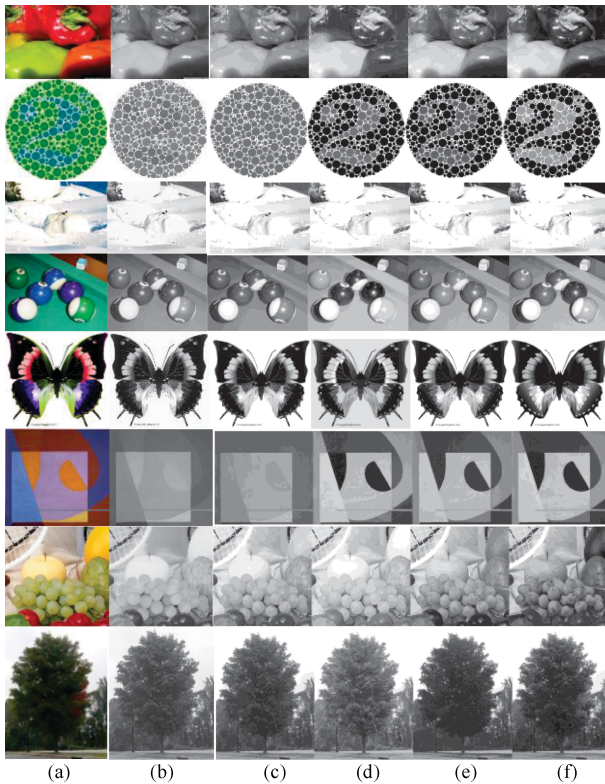


图 3 Cadik 数据集彩色图像灰度化转化结果 ((a) 输入彩色图像; (b) Gooch 算法; (c) rgb2gray 算法; (d) CP 算法; (e) RTCP 算法; (f) MWPDe 算法)

Fig. 3 Color-to-gray conversion results of Cadik dataset ((a) Input images; (b) Gooch; (c) rgb2gray; (d) CP; (e) RTCP; (f) MWPDe)

3.2 基于 CSDD 数据集的对比

相比于 Cadik 数据集图像相对简单且包含的颜色信息量少, CSDD 数据集图像包含更为丰富的颜色和图案信息. 本节, 在 CSDD 数据集上对 Gooch、rgb2gray、CP、RTCP 和 MWPDe 五种算法进行测试, τ 取值范围均为从 1 到 15. 从表 2 可以看出 τ 取值大于 5 时, MWPDe 算法得到的灰度图像的 CCPR 值比 Gooch、rgb2gray、CP、RTCP 算法的 CCPR 值大, 但 MWPDe 算法相比于 RTCP 算法等优势没有像在表 1 中对于 Cadik 数据那么大. 对大部分测试图, 如第二行红色箭头所指部分 MWPDe 算法效果的对比度比较明显, 另外四种算法则不能区分该区域的颜色顺序和局部的对比度. MWPDe 算法对于第 3、4、5 行的灰度化效果相比于 Gooch、rgb2gray、CP、RTCP 算法效果较好, 能将颜色信息映射到对比度更明显灰度值上, 有较好的视觉效果. 但也有少部分图像如第一行中红色箭头所指部分, MWPDe 算法丢失了局部对比度, 而其他三种算法的视觉效果都相对较好. 从图 4 可

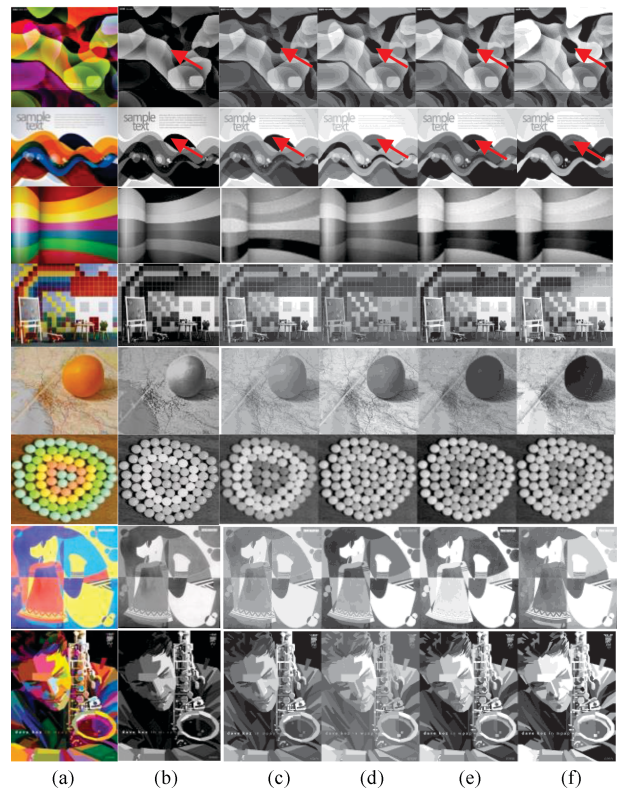


图 4 CSDD 数据集彩色图像灰度化转化结果 ((a) 输入彩色图像; (b) Gooch 算法; (c) rgb2gray 算法; (d) CP 算法; (e) RTCP 算法; (f) MWPDe 算法)

Fig. 4 Color-to-gray conversion results of CSDD dataset ((a) Input images; (b) Gooch; (c) rgb2gray; (d) CP; (e) RTCP; (f) MWPDe)

表 1 Cadik 数据集的 CCPR 值
Table 1 CCPR value of Cadik dataset

τ	Gooch	rgb2gray	CP	RTCP	MWPDe
1	0.96	0.93	0.97	0.96	0.96
2	0.93	0.88	0.94	0.94	0.94
3	0.91	0.84	0.92	0.92	0.92
4	0.89	0.80	0.91	0.90	0.91
5	0.87	0.77	0.89	0.89	0.90
6	0.85	0.75	0.87	0.87	0.88
7	0.83	0.73	0.86	0.86	0.87
8	0.81	0.71	0.84	0.85	0.86
9	0.79	0.69	0.83	0.83	0.85
10	0.77	0.68	0.82	0.82	0.84
11	0.75	0.66	0.80	0.80	0.84
12	0.72	0.65	0.79	0.79	0.83
13	0.70	0.63	0.77	0.77	0.82
14	0.69	0.62	0.76	0.76	0.81
15	0.67	0.61	0.75	0.75	0.81

可以看出对于 CSDD 数据集场景下的复杂图像, 图像灰度化的难度更大, 可以在以后的研究中进一步分析改进 MWPDe 算法.

表 2 CSDD 数据集的 CCPR 值
Table 2 CCPR value of CSDD dataset

τ	Gooch	rgb2gray	CP	RTCP	MWPDe
1	0.97	0.96	0.96	0.96	0.95
2	0.93	0.94	0.93	0.93	0.92
3	0.91	0.91	0.91	0.91	0.91
4	0.89	0.89	0.89	0.90	0.89
5	0.87	0.87	0.87	0.88	0.88
6	0.85	0.85	0.85	0.87	0.86
7	0.83	0.83	0.83	0.85	0.85
8	0.81	0.81	0.81	0.84	0.84
9	0.79	0.80	0.79	0.82	0.83
10	0.77	0.78	0.77	0.81	0.82
11	0.76	0.76	0.75	0.80	0.81
12	0.74	0.75	0.74	0.78	0.80
13	0.73	0.73	0.72	0.77	0.79
14	0.71	0.71	0.70	0.76	0.78
15	0.70	0.68	0.70	0.75	0.77

3.3 基于 COLOR250 数据集的对比

本节使用 COLOR250 数据集进行实验. 这个更大的数据集图像包括突出的检测数据集以及其他场景下的图像. 这些图像包含很多的重要结构特征如大规模的边缘、平滑区域和细小的纹理等. 在没

有噪声的环境下, Gooch、rgb2gray、CP、RTCP 和 MWPDe 五种算法对 COLOR250 数据集的灰度化结果的 CCPR 值如表 3 所示, 可以看出当 τ 值大于 6 时 MWPDe 算法的 CCPR 值比其他四种算法高. 图 5 可以看出 rgb2gray 算法灰度化效果比较稳定, 缺乏局部和全局的对比度, 如第一行其将同一亮度但不同颜色的红色和绿色映射为接近的灰度值, 使得灰度化后很难区分两种颜色. 本文 MWPDe 算法能较好地保留颜色对比度, 比如红色的花朵和绿色的草地, RTCP 和本文 MWPDe 算法灰度化后的图像对比度比较明显.

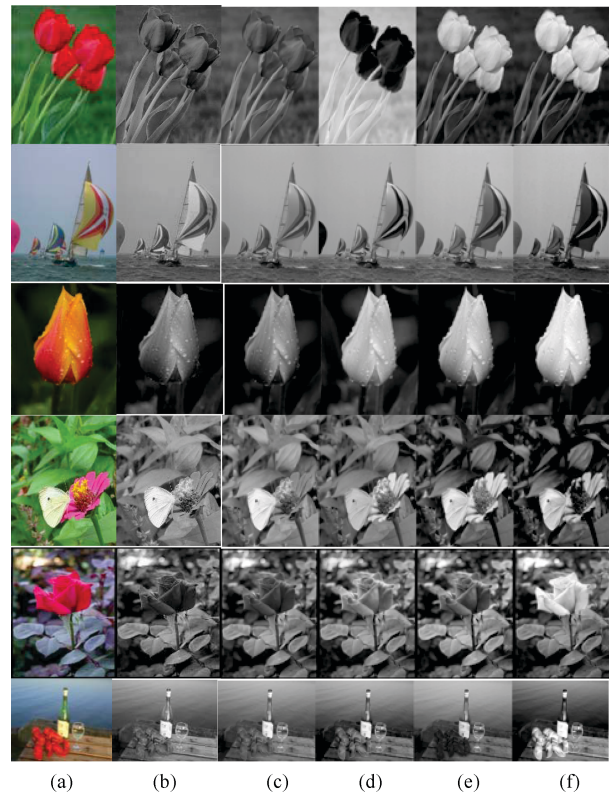


图 5 COLOR250 数据集彩色图像灰度化转化结果 ((a) 输入彩色图像; (b) Gooch 算法; (c) rgb2gray 算法; (d) CP 算法; (e) RTCP 算法; (f) MWPDe 算法)

Fig. 5 Color-to-gray conversion results of COLOR250 dataset ((a) Input images; (b) Gooch; (c) rgb2gray; (d) CP; (e) RTCP; (f) MWPDe)

3.4 用户主观对比

为了验证本文提出的 MWPDe 算法灰度化效果, 本节进行用户主观对比实验. 借鉴文献 [26] 中的实验模式, 使用 Cadik 图像集的 24 幅图像, 进行用户选择性实验和准确性实验, 并且和 rgb2gray、CP、RTCP 算法对比. 我们邀请 50 位年龄在 20 到 40 岁之间的参与者, 他们没有视觉缺陷并且从事不同行业.

用户主观对比实验由两部分组成：选择性实验和准确性实验。首先，选择性实验按如下流程进行：在没有彩色图像作为参考的情况下，每位参与者每次从 2 幅灰度图像中选择他们认为相对较好的（一幅是本文算法得到的灰度图像，另一幅是随机地从另外三种方法得到的结果图）。其次，准确性实验按如下流程进行：在有彩色图像作为参考的情况下，观察者每次在 rgb2gray、CP、RTCP 和 MWPDe 四种算法得到的灰度图像中选择最能表示原始彩色图像的一幅。一般地，准确性实验（带参考图像）相对于选择性实验（无参考图像）耗时间比较长。用户主观对比实验统计结果如图 6 和图 7 所示，从选择性实验和准确性实验来看，提出的 MWPDe 算法效果相对于另外三种方法要好。从选择性实验看，参与者对本文算法的灰度化效果有较优先的选择，可以看到本文的算法得到的灰度化效果相对其他三种算法有较好的视觉效果，反映出所提的算法更接近人眼视觉感知。

表 3 COLOR250 数据集的 CCPR 值
Table 3 CCPR value of COLOR250 dataset

τ	Gooch	rgb2gray	CP	RTCP	MWPDe
1	0.95	0.96	0.96	0.96	0.95
2	0.92	0.93	0.93	0.93	0.92
3	0.89	0.90	0.90	0.90	0.90
4	0.86	0.87	0.88	0.88	0.88
5	0.83	0.85	0.86	0.86	0.86
6	0.81	0.83	0.84	0.84	0.85
7	0.79	0.81	0.82	0.83	0.83
8	0.76	0.79	0.80	0.81	0.82
9	0.74	0.77	0.79	0.80	0.81
10	0.72	0.75	0.77	0.78	0.80
11	0.70	0.74	0.76	0.77	0.79
12	0.68	0.72	0.74	0.76	0.78
13	0.67	0.70	0.73	0.75	0.77
14	0.65	0.69	0.72	0.74	0.76
15	0.63	0.67	0.70	0.72	0.75

3.5 鲁棒性分析

本节对提出算法在有噪声情形下的灰度化效果进行分析。所有的算法中输入带均值为 0，方差为 0.03 的高斯噪声的图像。采用 Cadik 图像集进行抗噪性实验分析， τ 取值从 1 到 15 时各算法所得图像的 CCPR 值如表 4 所示。可以看出 RTCP 和 MWPDe 算法的灰度化效果更好，说明这两种方法具有良好的抗噪性能。当 τ 值从 5 到 15，RTCP 和

MWPDe 算法的抗噪性能相当，原因可能是二者都采用了离散搜索策略求解。图 8 是部分彩色图像经过灰度化后的结果，可以发现本文算法得到的灰度图像视觉效果更好。CP 算法的抗噪性最差，CP 算法灰度化后的图像都残留有严重噪声。

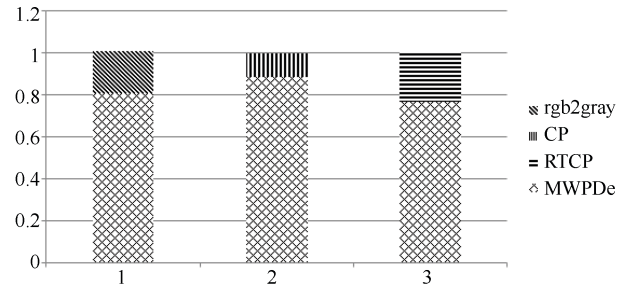


图 6 选择性实验结果

Fig. 6 Preference experiment result

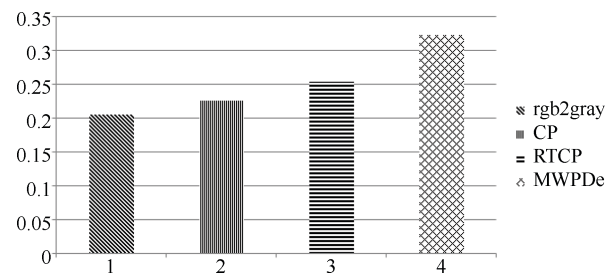


图 7 准确性实验结果

Fig. 7 Accuracy experiment result

表 4 噪声情况下 Cadik 数据集的 CCPR 值

Table 4 CCPR value of Cadik dataset with noise added

τ	rgb2gray	CP	RTCP	MWPDe
1	0.92	0.95	0.94	0.96
2	0.86	0.91	0.91	0.92
3	0.82	0.87	0.88	0.89
4	0.78	0.84	0.85	0.86
5	0.74	0.82	0.84	0.84
6	0.72	0.79	0.82	0.82
7	0.70	0.77	0.81	0.81
8	0.68	0.75	0.80	0.79
9	0.66	0.73	0.78	0.78
10	0.65	0.71	0.77	0.77
11	0.63	0.70	0.76	0.76
12	0.62	0.68	0.75	0.75
13	0.61	0.66	0.74	0.74
14	0.60	0.65	0.73	0.74
15	0.58	0.64	0.72	0.73

除分析噪声对算法的影响, 我们也分析 WMPDe 算法对低分辨率图像的灰度化效果. 我们用 Cadik 图像集进行低分辨率实验分析, 将 Cadik 图像集中的测试图像下采样 2 个因子, 其他的参数设置不变, 对算法进行实验. 图 9 是部分彩色图像经过降采样变成低分辨率图像后灰度化的结果, 可以发现相比于另外三种对比算法, 本文 WMPDe 算法也能较好地保持原彩色图像的对比度, 得到的灰度图像视觉效果更好.

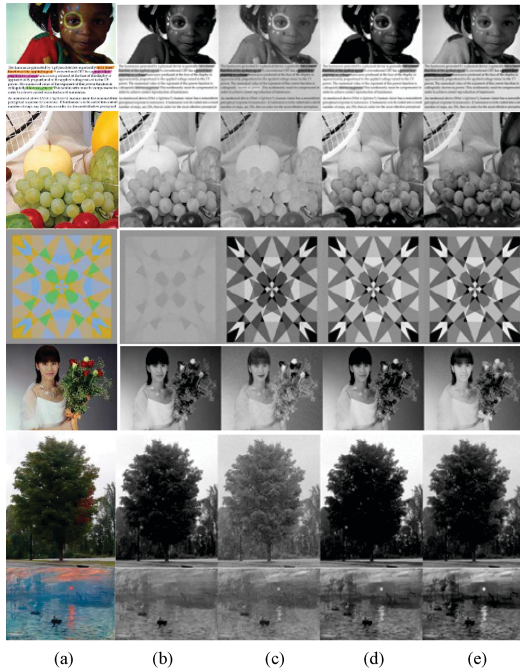


图 8 噪声方差为 0.03 时对 Cadik 数据集进行抗噪性能分析 ((a) 输入彩色图像; (b) rgb2gray 算法; (c) CP 算法; (d) RTCP 算法; (e) MWPDe 算法)

Fig. 8 Antinoise performance analysis of Cadik dataset with 0.03 noise variance ((a) Input images; (b) rgb2gray; (c) CP; (d) RTCP; (e) MWPDe)

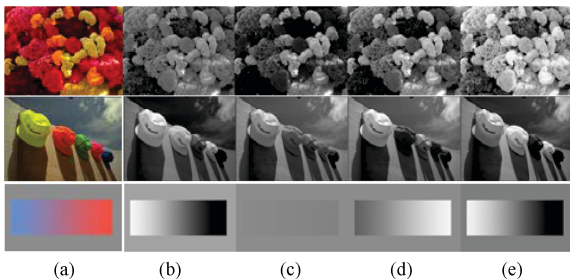


图 9 算法对低分辨率图像实验效果 ((a) 输入低分辨率彩色图像 (下采样 2 个因子); (b) rgb2gray 算法; (c) CP 算法; (d) RTCP 算法; (e) MWPDe 算法)

Fig. 9 Experiment results on the low resolution images ((a) Input low resolution color images (2 downsampling factor); (b) rgb2gray; (c) CP; (d) RTCP; (e) MWPDe)

由式 (9) 可知, WMPDe 算法只有一个参数 t . t 值变化引起权重函数 $S_{x,y}(t)$ 的变化, 本节测试 t 值变化对图像灰度化效果的影响. 如图 10(a) 为 t 值分别为 0.01 和 0.00001 时的相似度权重系数 $S_{x,y}(t)$ 随 t 的变化, 当 t 值小时, $S_{x,y}(t)$ 的变化相对比较陡峭. (b) 列为输入的彩色图像, (c) 列为 $t = 0.01$ 时输入彩色图像的灰度化效果; (d) 列为 $t = 0.00001$ 时输入彩色图像的灰度化效果. 对比 (c) 和 (d) 列可以得到第一幅蝴蝶在 $t = 0.01$ 时边缘处对比度比较明显, 线条处的纹理信息基本丢失, 而 $t = 0.00001$ 效果却相反, 边缘处对比度信息丢失, 线条处纹理信息明显, 说明 t 值小时对原彩色图像对比度小的区域能有较好地保留对比度. 第二幅轮子在 $t = 0.01$ 时灰度化效果基本没有区分度, $t = 0.00001$ 时保留了原彩色图像的亮度对比度, 能相对缓解 (c) 列中的不足. 第三幅在 $t = 0.01$ 时灰度化效果能较好地将叶子和花瓣颜色区分, 而无法区分花瓣中的颜色对比度, 在 $t = 0.00001$ 保留了花瓣的颜色对比度, 但无法区分红色的花瓣和绿色的叶子. 由这些现象可以看出当 t 值小时且原彩色图像对比度不明显时, 即颜色有过渡处的相似系数 $S_{x,y}(t)$ 变化较大, 由于本文求解的目标函数最大化, $S_{x,y}(t)$ 则会引导灰度化后的图像在相应的区域保留相应的细节对比度, 实现局部对比度保留.

3.6 计算复杂度分析

好的彩色图像灰度化算法不仅要求灰度化后图像仍能保持原图像的对比度, 并且要求计算速度快. 目前 RTCP 算法的计算时间最为实时, 其计算过程包括矩阵的点乘、指数和对数的计算. WMPDe 算法求解过程借鉴其思想, 只需要 5 个矩阵点乘的计算过程, 使得其计算过程比其他的算法甚至 RTCP 都简洁和实时, 并且灰度化后的图像能保持原彩色图像的颜色对比度. 表 5 为输入 390×293 彩色图像时不同算法的运行时间, 可以看到 WMPDe 算法计算时间比 CP 算法, RTCP 算法的时间短, Gooch 算法的运算时间最长, 原因是该算法需要将彩色图像从 RGB 颜色空间转换到 Lab 颜色空间, 这个空间转换的过程会增加算法的处理时间. rgb2gray 算法的计算时间最短, 这也是该算法至今相对较流行的原因. 总的来看, WMPDe 算法的速度接近当前 RTCP 算法的两倍.

表 5 输入 390×293 彩色图像时不同算法的运行时间
Table 5 Runtime of different algorithms with the input 390×293 color image

Methods	Gooch	rgb2gray	CP	RTCP	MWPDe
Runtime (s)	3.0007E+04	0.0048	0.5233	0.0728	0.0343

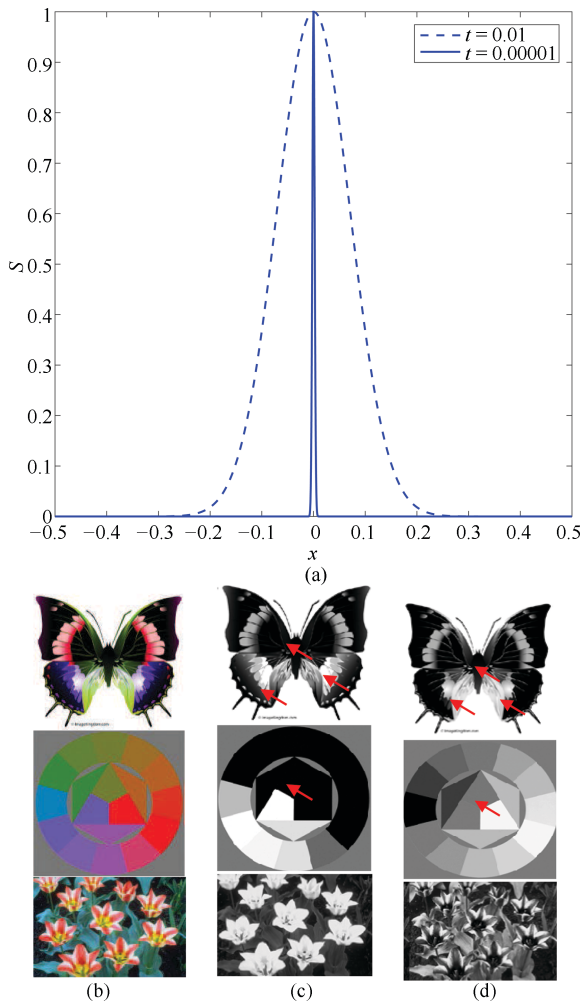


图 10 参数敏感度分析 ((a) 相似系数 $S_{x,y}(t)$ 随 t 的变化趋势; (b) 输入彩色图像; (c) $t = 0.01$ 时 WMPDe 算法灰度化效果; (d) $t = 0.00001$ 时 WMPDe 算法灰度化效果)

Fig. 10 Sensitivity study of parameters ((a) Similar coefficients variation tendency $S_{x,y}(t)$ with t ; (b) Input color images; (c) $t = 0.01$; (d) $t = 0.00001$)

4 结论

本文提出基于加权投影最大化的彩色图像灰度化模型及算法. 针对目前其他灰度化算法不能较好地保留图像纹理色差及局部对比度的缺点, 借鉴目前模式识别领域中局部保留投影思想, 建立最大化的加权局部保留投影模型. 该模型提出最大加权投影的目标优化函数, 并且将原始图像梯度的权重引入到最大化函数中, 使得原彩色图像中对比度比较小的区域在灰度化后也能得到较好地保留. 并且对输入彩色图像的每个彩色通道梯度用高斯加权系数表示, 使得变换后灰度图像可保留原彩色图像的对比度和颜色顺序. 进一步地, 对所提模型使用参数离散搜索方法求解, 通过对线性参数模型产生的候选图像进行离散搜索, 计算过程只需要几个算术运算,

计算速度较快. 从对 Cadik、CSDD 和 COLOR250 数据集的定性和定量实验可以看出, WMPDe 算法相比于其他算法能较好地保留颜色对比度, 并且具有对噪声鲁棒和计算实时的优势.

References

- 1 Bala R, Eschbach R. Spatial color-to-grayscale transform preserving chrominance edge information. In: Proceedings of the 12th Color Imaging Conference: Color Science and Engineering Systems, Technologies, and Applications. Scottsdale, USA: The Society for Imaging Science and Technology, 2004. 82–86
- 2 Neumann L, Čadík M, Nemcsics A. An efficient perception-based adaptive color to gray transformation. In: Proceedings of the 3rd Eurographics conference on Computational Aesthetics in Graphics, Visualization and Imaging. Switzerland: Eurographics Association, 2007. 73–80
- 3 Smith K, Landes P-E, Thollot J, Myszkowski K. Apparent greyscale: a simple and fast conversion to perceptually accurate images and video. *Computer Graphics Forum*, 2008, **27**(2): 193–200
- 4 Gooch A A, Olsen S C, Tumblin J, Gooch B. Color2gray: saliency-preserving color removal. *ACM Transactions on Graphics*, 2005, **24**(3): 634–639
- 5 Rasche K, Geist R, Westall J. Detail preserving reproduction of color images for monochromats and dichromats. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 2005, **25**(3): 22–30
- 6 Kim Y, Jang C, Demouth J, Lee S. Robust color-to-gray via nonlinear global mapping. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, **28**(5): Article No. 161
- 7 Du H, He S F, Sheng B, Ma L Z, Lau R W H. Saliency-guided color-to-gray conversion using region-based optimization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, **24**(1): 434–443
- 8 Song M L, Tao D P, Chen C, Li X L, Chen C W. Color to gray: visual cue preservation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, **32**(9): 1537–1552
- 9 Song M L, Tao D P, Chen C, Bu J J, Yang Y Z. Color-to-gray based on chance of happening preservation. *Neurocomputing*, 2013, **119**: 222–231

- 10 Song Ming-Li, Wang Hui-Qiong, Sun Chen-Chun. Gaussian mixture model based approach on color transfer. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2008, **20**(11): 1471–1476
(宋明黎, 王慧琼, 孙陈纯. 基于高斯混合模型的色彩转换. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, **20**(11): 1471–1476)
- 11 Wang Hui, Chen Xiao-Diao, Wang Yi-Gang. The improved color-to-gray via nonlinear global mapping. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2013, **25**(10): 1476–1479
(王辉, 陈小雕, 王毅刚. 改进的非线性全局映射灰度化方法. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, **25**(10): 1476–1479)
- 12 Zhu Wei, Liu Li-Gang. Decolorize nonlinear tri-mapping in IHLS color space. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2013, **25**(2): 154–159
(朱薇, 刘利刚. IHLS 颜色空间的灰度化全局非线性三向映射. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, **25**(2): 154–159)
- 13 Lu C W, Xu L, Jia J Y. Contrast preserving decolorization. In: Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Computational Photography. Seattle, WA, USA: IEEE, 2012. 1–7
- 14 Lu C W, Xu L, Jia J Y. Real-time contrast preserving decolorization. In: Proceedings of the SIGGRAPH Asia 2012 Technical Briefs. Singapore, Singapore: ACM, 2012. Article No. 34
- 15 Lu C W, Xu L, Jia J Y. Contrast preserving decolorization with perception-based quality metrics. *International Journal of Computer Vision*, 2014, **110**(2): 222–239
- 16 Song Y B, Bao L C, Yang Q X. Real-time video decolorization using bilateral filtering. In: Proceedings of the 2014 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision. Steamboat Springs, CO, USA: IEEE, 2014. 159–166
- 17 Liu Q G, Liu X P, Xie W S, Wang Y H, Liang D. GcsDecolor: gradient correlation similarity for efficient contrast preserving decolorization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, **24**(9): 2889–2904
- 18 Lu G F, Lin Z, Jin Z. Face recognition using regularised generalised discriminant locality preserving projections. *IET Computer Vision*, 2011, **5**(2): 107–116
- 19 Vasuhi S, Vaidehi V. Identification of human faces using orthogonal locality preserving projections. In: Proceedings of the 2009 International Conference on Signal Processing Systems. Singapore, Singapore: IEEE, 2009. 718–722
- 20 Gu X H, Yang L P, Peng J. Face recognition with discriminant locality preserving projections in complete kernel space. In: Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Science and Network Technology. Harbin, China: IEEE, 2011. 1166–1169
- 21 Yi J, Ruan Q Q. Gabor-based improved locality preserving projections for face recognition. In: Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Image Processing. San Antonio, TX, USA: IEEE, 2007. I-153–I-156
- 22 Lin C, Sun X R, Zhou K J, Xia F. Supervised gabor-based kernel locality preserving projections for face recognition. In: Proceedings of the 2011 International Conference on and 4th International Conference on Cyber, Physical and Social Computing Internet of Things (iThings/CPSCom). Dalian, China: IEEE, 2011. 252–257
- 23 Wang H X. A new feature extraction method for image recognition using structural two-dimensional locality preserving projections. In: Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Image Processing. Cairo, Egypt: IEEE, 2009. 2037–2040
- 24 Yi J, Ruan Q Q. An image matrix compression based supervised locality preserving projections for face recognition. In: Proceedings of the 2007 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communications Systems. Xiamen, China: IEEE, 2007. 738–741
- 25 He X F, Yan S C, Hu Y X, Niyogi P, Zhang H J. Face recognition using Laplacianfaces. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, **27**(3): 328–340
- 26 Čadík M. Perceptual evaluation of color-to-grayscale image conversions. *Computer Graphics Forum*, 2008, **27**(7): 1745–1754



卢红阳 南昌大学信息工程学院硕士研究生. 主要研究方向为稀疏表示在图像处理的应用, 计算机视觉, 遥感数据融合和重建.

E-mail: luhongyang6890@163.com

(LU Hong-Yang Master student at the School of Information Engineering, Nanchang University. Her research interest covers sparse representations theory and its applications in image processing, computer vision, remote sensing data fusion and reconstruction.)



刘且根 博士, 南昌大学信息工程学院副教授. 主要研究方向为稀疏表示在图像处理的应用, 计算机视觉, 磁共振图像重建. 本文通信作者.

E-mail: liuqiegen@ncu.edu.cn

(**LIU Qie-Gen** Ph. D., associate professor at the School of Information Engineering, Nanchang University. His

research interest covers sparse representations theory and its applications in image processing, computer vision, and magnetic resonance imaging (MRI) reconstruction. Corresponding author of this paper.)



王玉峰 博士, 南昌大学信息工程学院教授. 主要研究方向为信道建模和无线电测量, 软件无线电, 复杂场景感知监控, 非线性信号处理, 多媒体, 传感网络以及无线通信. E-mail: wangyuhao@ncu.edu.cn

(**WANG Yu-Hao** Ph. D., professor at the School of Information Engineering,

Nanchang University. His research interest covers channel modeling and radio measurement, software-defined radio, complex environment sensing and monitoring, non-linear signal processing, multimedia, sensor networks, and wireless communication.)



熊娇娇 南昌大学信息工程学院硕士研究生. 主要研究方向为稀疏表示在图像处理的应用, 磁共振图像重建.

E-mail: xiongjiaojiao0126@163.com

(**XIONG Jiao-Jiao** Master student at the School of Information Engineering, Nanchang University. Her research

interest covers sparse representations theory and its applications in image processing, and magnetic resonance imaging (MRI) reconstruction.)



邓晓华 博士, 南昌大学教授. 主要研究方向为空间物理卫星观测和计算机数值研究.

E-mail: dengxhua@gmail.com

(**DENG Xiao-Hua** Ph. D., professor at Nanchang University. His re-

search interest covers physical space satellite observations and computer numerical study.)